



Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas

Departamento de Economía

El efecto día en la bolsa de valores de Colombia

Alvaro Montenegro

Bogotá, noviembre de 2007

El efecto día en la bolsa de valores de Colombia

Por: Alvaro Montenegro
Departamento de Economía
Universidad Javeriana
Noviembre 2007

En los mercados bursátiles mundiales es frecuente encontrar algún grado de correlación entre los movimientos diarios en los precios de las acciones y el día de la semana en que ocurre dicho movimiento. Este es un indicio de ineficiencia ya que, según la hipótesis del mercado eficiente, los precios de las acciones son impredecibles a partir de un conjunto de información disponible. En este trabajo se explora la posibilidad del efecto día en el IGBC, tanto en el movimiento de precios como en su volatilidad. En ambos casos se encuentran efectos estadísticamente significativos.

La hipótesis del mercado eficiente (HME) afirma que es imposible obtener retornos excesivos, por encima de los usuales según riesgo y costos de transacción, de manera sistemática y continua. Los retornos son aleatorios y los agentes conocen su función de probabilidad de manera que pueden formar predicciones óptimas. Definiendo I_t como el conjunto de información en el tiempo t , r_{t+1} el retorno de tener un activo entre t y $t+1$, δ un factor que ajusta por riesgo, y r_{ff} la tasa de interés libre de riesgo, podemos escribir

$$E(\delta r_{t+1} / I_t) - r_{ff} = 0 \quad (1)$$

Cualquier error de predicción es independiente de I_t y tiene media cero y ausencia de autocorrelación; de lo contrario dicha información sería detectada y conocida, y debería involucrarse en el modelo de predicción.

De acuerdo con la hipótesis del mercado eficiente, el precio de un activo refleja toda la información relevante. Esto supone que los agentes actúan racionalmente, que la información relevante I_t está disponible y que los agentes la utilizan instantáneamente; de manera que el precio de una acción es siempre igual a su valor justo o intrínseco y que cualquier movimiento en el precio depende de la llegada de noticias nuevas, impredecibles por definición. En otras palabras, como los precios involucran toda la información disponible, es imposible predecir sus movimientos a partir de información conocida públicamente. Según este enfoque, es inútil intentar ganarle al mercado. Para una mayor discusión ver, por ejemplo, Fama (1965), Fama (1997) o Malkiel (1975). El enfoque del mercado eficiente es relativamente pasivo, pues al sostener que el valor real o justo es el precio mismo cotizado en bolsa, prácticamente deja sin oficio a los consultores y analistas financieros.

En resumen, la hipótesis del mercado eficiente implica que es imposible obtener ganancias superiores al promedio del mercado bursátil (Cuthbertson y Nitzsche (2005). Al respecto Jensen (1978) dice “un mercado es eficiente con respecto a un conjunto de información I_t si es imposible lograr utilidades económicas transando con base en ese conjunto de información I_t ”.

Es de notar que la HME no excluye la posibilidad de que algunos pocos inversionistas logren obtener ganancias excesivas por un tiempo (pero no

por siempre), ya que esto siempre es posible por error estadístico en una distribución de probabilidad cuando la muestra es grande, como lo puede ser el número de inversionistas en los mercados internacionales.

Dependiendo de cómo se defina el conjunto de información, se encuentran en la literatura tres versiones usuales de la hipótesis del mercado eficiente (HME): [al respecto puede consultarse, por ejemplo, Campbell, Lo y Mackinlay (1997)],

i) Débil, cuando I_t incluye la información de precios disponible en el tiempo t y períodos anteriores. Esta versión dice que de nada sirve conocer los precios históricos, e implica que los precios siguen un comportamiento de paseo aleatorio donde sus cambios son ruido blanco. En otras palabras, el análisis técnico (chartists) es inútil.

ii) Semifuerte, cuando I_t incluye toda la información pública disponible en el tiempo t ; esto es, precios en t y períodos anteriores, estados financieros de las empresas, noticias, comentarios, rumores, etc. Esta versión dice que de nada sirve conocer toda la información pública disponible, lo que hace inútil el análisis fundamental.

iii) Fuerte, cuando I_t incluye toda la información pública y no pública disponible en el tiempo t ; esto es, toda la información pública más información privilegiada (insider). Esta versión dice que de nada sirve conocer toda la información pública o privilegiada.

Rechazar la versión (*i*), por ejemplo, implica el rechazo de las siguientes porque son hipótesis anidadas (nested); pero, por ejemplo, rechazar la (*ii*)

no necesariamente rechaza la (i) ya que puede rechazarse utilizando información diferente a la histórica de precios. Muchos analistas no consideran la versión fuerte (iii) ya que postulan que la información pública es un requisito para la definición del mercado eficiente.

Probar la HME ha resultado ser una tarea difícil; las conclusiones son vulnerables a críticas desde el punto de vista metodológico y conceptual. La HME podría no ser rechazada ya sea porque el mercado realmente es eficiente o porque el investigador no utilizó la información disponible en el modelo apropiado para pronosticar precios; en otras palabras, es posible que la información existente permita la predicción de precios pero que el investigador no encuentre la forma de hacerlo. Así que los resultados siempre podrán ser criticados aduciendo que el modelo teórico sobre el cual el investigador basó su estudio no era el más adecuado. Timmermann y Granger (2004) advierten que si en alguna prueba los modelos no predicen fuera de la muestra, no implica que no hubiera capacidad de predicción dentro de la muestra; ya que en los mercados financieros los agentes aprenden rápido y al popularizarse la técnica de predicción su capacidad predictiva desaparece, lo cual puede suceder antes del final de la muestra.

En apoyo de la HME puede consultarse a Fama (1965) y a Malkiel (1975). Por otro lado, algunos estudios empíricos han inclinado la balanza hacia el incumplimiento, al menos parcial, de la HME. [ver, por ejemplo, Taylor (1988) o Ito (1990)]. Un buen resumen de resultados a favor y en contra se encuentra en Wang (2003).

De cumplirse estrictamente la hipótesis del mercado eficiente, tal vez habría muy pocas transacciones. La evidencia empírica sugiere que esta hipótesis se incumple o se cumple parcialmente dando lugar a divergencias

entre el precio y el valor intrínseco, de manera que hay oportunidades para obtener ganancias por encima del promedio mercado. Por ejemplo, el lunes 19 de octubre de 1987 (llamado Black Monday) el índice Dow Jones cayó 23% en ese solo día, sin razón aparente, hecho que ha servido para cuestionar la racionalidad estricta que subyace la hipótesis del mercado eficiente. Puede suceder que no esté disponible toda la información relevante, o no al mismo tiempo para todos los participantes, o que los agentes no sean enteramente racionales o que procesen la información lentamente.

Anomalías

La posibilidad de ganarle al mercado utilizando cualquier estrategia o regla pondría en tela de juicio la hipótesis del mercado eficiente (HME), ya que, en esencia, la HME afirma que no existe estrategia o regla alguna que sirva para ganarle al mercado. Estas posibilidades con frecuencia se conocen como anomalías. En principio, las anomalías podrían ayudar a predecir precios.

Una popular regla automática es la de comprar o vender según el comportamiento del promedio ponderado del precio de una acción; esto es, según su tendencia. Si la gráfica del precio de la acción cruza la gráfica del promedio ponderado de abajo hacia arriba, se genera una orden de compra. Si la gráfica del precio cruza la gráfica del promedio ponderado de arriba hacia abajo, se genera una orden de venta. Si esta estrategia produce retornos superiores a los del mercado, se estaría violando la HME cuando afirma que la información contenida en el pasado de los precios no es útil para predecir los movimientos futuros en el precio. Varios estudios han encontrado evidencia de que tales reglas automáticas en efecto pueden

producir retornos superiores a los del mercado, aun teniendo en cuenta el costo de las comisiones. Al respecto pueden consultarse Brock, et al (1992) para el caso estadounidense, Wong, et, al (2005) para el caso de varias bolsas asiáticas, y Saldarriaga (2007) para el caso colombiano.

Encontrar correlación con otro tipo de información, diferente de los precios, también violaría la HME, al menos en su versión semifuerte. Por ejemplo, algunos afirman que existe correlación entre los cambios diarios en los precios de las acciones y la cantidad de sol que hace en el día [ver Hirshleifer y Shumway (2003)], o que existe correlación con los pronósticos de algún gurú [ver Engelberg, Sasseville y Williams (2006) sobre el caso particular del conocido Jim Cramer], o con patrones gráficos (chartists o análisis técnico).

En general, muchas de estas anomalías se estudian bajo el nombre de economía del comportamiento o conductual (behavioral economics), la cual utiliza una mezcla de economía, sociología y psicología, para explicar las decisiones de los agentes que no siempre parecen racionales [ver, por ejemplo, Shiller (2003) y Mullainathan y Thaler (2000)]. Básicamente, se postula que el precio de mercado puede desviarse del valor intrínseco de un activo porque las personas no hacen predicciones racionales; esto es, porque se dejan impresionar por hechos recientes o notorios, por mitos, modas, por lo que digan los demás y porque comúnmente sobreestiman sus propias habilidades. Una buena explicación desde el punto de vista conductual de las burbujas y colapsos, junto con un recuento histórico, puede consultarse en Kindleberger y Aliber (2005).

Otras anomalías conocidas son los llamados efectos calendario, donde se alega que existe correlación entre los retornos de los mercados

accionarios y los días de la semana, o entre los retornos y los meses o las horas del día. En particular, la anomalía conocida como día de la semana ha sido documentada por varios estudios, aunque los signos del efecto no coinciden en todos los países. Para Estados Unidos, por ejemplo, los precios tienden a caer (o crecer menos que el promedio) los lunes y a subir más que el promedio los viernes [ver Osborne (1962) y French (1980)]. Gardeazabal y Regulez (2004), que han investigado esta relación para España, encuentran efecto estacional significativo y positivo para los lunes y viernes, y significativo y negativo para los miércoles y jueves. Cáceres, et al (2006) no encuentran efecto día sobre el retorno pero sí sobre la volatilidad para varios mercados europeos. Tully y Lucey (2005) han investigado los efectos del día de la semana para otros activos, como el oro y la plata.

Efecto Día de la Semana en Colombia

La Figura 1 muestra los histogramas de los cambios porcentuales (en decimales) diarios del IGBC, con datos tomados de la Superintendencia Financiera desde enero 2002 hasta marzo 2007. Se observan 6 histogramas: INICIO, LUNES, MARTES, MIERCOLES, JUEVES y VIERNES. El histograma denominado INICIO se refiere al cambio porcentual en precios de cierre del IGBC del primer día hábil (día en que la bolsa está abierta) de la semana con respecto al cierre del último día hábil de la semana anterior. Los demás se refieren al cambio porcentual del precio de cierre del día con respecto al precio de cierre del día hábil, anterior. El histograma INICIO difiere del histograma LUNES porque no siempre el lunes es día hábil; por ejemplo, si el martes es el primer día hábil entonces INICIO contabiliza el cambio porcentual del cierre del martes versus el cierre del último día hábil de la semana anterior, viernes (a menos que viernes no haya habido bolsa).

Por el teorema del límite central (dividiendo la desviación estándar por la raíz del número de observaciones, por ejemplo, $.0159/\sqrt{273}$ para el histograma INICIO) y por la posibilidad de que exista autocorrelación en los retornos, apenas podemos obtener una desviación estándar aproximada. Una cifra de .001 parece razonable para todos los días y sirve para una rápida evaluación de la significancia de la media de los retornos diarios utilizando la distribución normal. La hipótesis nula de que los retornos son iguales a cero en promedio puede rechazarse para los días miércoles, jueves y viernes. Para el lunes, el martes y el inicio de semana la hipótesis no puede rechazarse. En consecuencia, hay indicios de que existe correlación entre los días de la semana y los cambios porcentuales de los precios de las acciones. Aprovechar esta correlación para efectos de ganarle al mercado dependerá de la facilidad con que se pueda invertir en un portafolio similar al IGBC y de los costos y comisiones que deba enfrentar el inversionista.

Estimación Econométrica

Los retornos diarios del IGBC, r_t , como variable dependiente, pueden expresarse en un modelo lineal utilizando variables dummy como variables explicativas correspondientes a los días de la semana. Las variables dummy, l , mt , mc , j , v , toman el valor de uno para el día de la semana respectivo, lunes, martes, miércoles, jueves y viernes, y cero en caso contrario. Por ejemplo, la dummy l vale 1 si la observación corresponde al lunes y cero si la observación corresponde a cualquier otro día, y así con las demás. Adicionalmente, se incluyen, como variables explicativas suficientes rezagos de la variable dependiente r_t con el fin de capturar efectos dinámicos y asegurar que el error estimado sea ruido. Para la

estimación también se utilizaron los datos desde enero 2002 hasta marzo 2007.

Es bien conocido que los intentos de predecir los retornos de los mercados bursátiles no han tenido mucho éxito y las estimaciones, en general, tienen muy poco poder explicativo. Hay que subrayar que explicar el retorno no es el objetivo de este trabajo. Para el caso colombiano, hay indicios de que el índice bursátil y el precio de algunas acciones representativas tienen un comportamiento cercano a ruido blanco [ver Montenegro 2006)]. El interés radica en establecer si, en la parte explicada, el efecto calendario o del día de la semana influye significativamente.

La estimación podría hacerse con las cinco dummies y sin constante. Sin embargo, en este caso la significancia de los coeficientes estimados correspondientes a los cinco dummies no necesariamente indica la presencia de estacionalidad. Especialmente si dan todos significativos, la estacionalidad se indicaría si al menos uno de los coeficientes estimados es estadísticamente diferente de los demás, lo cual se podría hacer a través de una prueba F o Wald. Es más fácil probar la significancia de la estacionalidad si la regresión se corre con una constante y cuatro dummies. De esta manera, los coeficientes de las dummies que resulten significativos indican directamente el efecto del día en cuestión con respecto al día base (el día cuya dummy fue excluida).

Además del efecto del día de la semana sobre los retornos, también es de interés explorar si hay efecto sobre la varianza de los retornos, σ_t^2 ; esto es, si la volatilidad del mercado es diferente dependiendo del día de la semana. Esto puede hacerse modelando la varianza por medio de una ecuación GARCH en la cual, adicionalmente, puede considerarse la

posibilidad de efecto asimétrico de las innovaciones que llegan al mercado [ver Montenegro (2007) para una explicación de estos modelos].

El modelo a estimar tendría entonces dos ecuaciones: la del valor esperado del retorno y la de la varianza del retorno. Ambas ecuaciones estarían en función de una constante y cuatro dummies, y de rezagos de la variable dependiente respectiva, sea r_t o σ_t^2 . La variable excluida es la dummy correspondiente al día lunes, que servirá de base para medir el efecto de los demás días. Las dos ecuaciones que componen el modelo son

$$r_t = \alpha_0 + \alpha_1 mt + \alpha_2 mc + \alpha_3 j + \alpha_4 v + \sum_k \gamma_k r_{t-k} + \varepsilon_t \quad (2)$$

$$\sigma_t^2 = \beta_0 + \beta_1 mt + \beta_2 mc + \beta_3 j + \beta_4 v + \sum_s \varphi_s \sigma_{t-s}^2 + \sum_g \omega_g \varepsilon_{t-s}^2 \quad (3)$$

donde el retorno se define como el cambio porcentual (en decimales), esto es, $r_t = (IGBC_t - IGBC_{t-1}) / IGBC_{t-1}$, y donde α_0 y β_0 son los interceptos.

Las ecuaciones del modelo, (2) y (3), se estiman simultáneamente por máxima verosimilitud bajo el supuesto de normalidad. Realmente es cuasimáxima verosimilitud en razón de que se permiten desviaciones de la normalidad pero corrigiendo los errores estándar por el método de Bollerslev y Wooldridge (1992).

La estimación del modelo de las ecuaciones (2) y (3) se muestra en la Tabla 1. En la ecuación para el valor esperado del retorno, la constante, y los coeficientes estimados para el martes y el miércoles no resultaron significativamente diferentes de cero, de manera que podemos concluir que no hay efecto estacional en estos días. En contraste, los coeficientes estimados para el jueves y el viernes resultaron significativamente

diferentes de cero indicando un efecto positivo de esos días sobre el retorno. Específicamente, la regresión indica que el valor esperado del retorno es más alto los jueves y viernes comparado con los demás días de la semana. En la ecuación de la varianza podemos observar que la volatilidad del mercado es significativamente más baja los días miércoles y viernes.

La Tabla 2 muestra esencialmente el mismo modelo con la adición de un término asimétrico en la ecuación de la varianza, lo que lo convierte en un modelo TARARCH. La dummy del término asimétrico vale 1 si el residuo del período anterior es negativo (una innovación negativa, por ejemplo, una mala noticia). Los resultados coinciden con los de la estimación anterior con la anotación de que el término de asimetría en la varianza no resulta significativo.

La Tabla 3 muestra una estimación realizada con dos dummies, el del viernes y el del inicio de la semana. El inicio, como se explicó antes, se refiere al retorno del cierre del primer día hábil de la semana (que no necesariamente es lunes) con respecto al cierre del último día hábil de la semana anterior. La constante en la regresión recoge el efecto de los días que no son inicio ni viernes. En términos generales la estimación es similar a las anteriores. El coeficiente para el inicio de la semana es negativo y no significativo mientras el del viernes es positivo con un nivel de significancia de 8.7%. En cuanto a la ecuación de la varianza, el efecto del inicio de la semana es positivo y significativo mientras que el del viernes es negativo pero no significativo (nivel de significancia de 13%).

La Tabla 4 muestra la estimación del modelo con las dummies para inicio y viernes, con la adición del término asimétrico en la ecuación de la varianza. El resultado de la ecuación del valor esperado del retorno es

similar a la de la Tabla 3, excepto que el coeficiente del viernes es un poco más significativo. En cuanto a la ecuación de la varianza, el efecto del inicio de la semana es positivo y significativo y el del viernes es negativo con un nivel de significancia de 8.7%. El término asimétrico no resulta significativo.

En general, las estimaciones indican que existe un efecto de día de la semana significativo tanto en el retorno promedio como en la varianza del retorno; los inicios de semana están asociados con un menor retorno y mayor volatilidad, y los viernes con un mayor retorno y menor volatilidad. Por otro lado, no se encontró efecto asimétrico significativo en la ecuación de la varianza.

El cuestionamiento de la hipótesis del mercado eficiente dependerá de que con esta información sea posible obtener utilidades excesivas, ajustadas por nivel de riesgo y costos de transacción, de manera sistemática.

Referencias

- Bollerslev, T. y Wooldridge J. (1992). “Quasi-Maximum Likelihood Estimation and Inference in Dynamic Models with Time Varying Covariances”, Econometric Reviews, 11, 143-172.
- Brock, W., Lakonishok, J. y LeBaron, B. (1992) “Simple Technical Trading Rules and the Stochastic Properties of Stock Returns”, Journal of Finance, 47, 5, 1731-1764.
- Cáceres, R., Maroto, O., Jordán, L. y Rodríguez, A. (2006) “Day of the Week Effect on European Stock Markets”, International Research Journal of Finance and Economics, 2, 54-70.
- Campbell, J., Lo, A. y Mackinlay, C. (1997) The Economics of Financial Markets, Princeton University Press.
- Cuthbertson, Keith y Nitzsche, Dirk (2005) Quantitative Financial Economics, John Wiley & Sons.
- Engelberg, Joseph, Sasseville, Caroline y Williams, Jared (2006) “Is the Market Mad? Evidence from Mad Money”, disponible en SSRN: <http://ssrn.com/abstract=870498>.
- Fama, Eugene (1965) “Random Walks in Stock Market Prices”, Financial Analysts Journal, Sept/Oct.
- Fama, Eugene (1997) “Market Efficiency, Long-Term Returns, and Behavioral Finance”, disponible en SSRN: <http://ssrn.com/abstract=15108>.

French, K. (1980) “Stock Returns and the Weekend Effect”, Journal of Financial Economics, 8, 55-69.

Gardeazabal, Javier y Regulez, Marta (2004) “A factor Model of Seasonality in Stock Returns”, The Quarterly Review of Economics and Finance, 44, 2, 224-236.

Hirshleifer, David y Shumway, Tyler (2003) “Good Day Sunshine: Stock Returns and the Weather”, The Journal of Finance, 58, 3, 1009-1032.

Ito, T. (1990) “Foreign Exchange Rate Expectations: Micro Survey Data”, American Economic Review, 80, 3, 434-449.

Jensen, M. (1978) “Some Anomalous Evidence Regarding Market Efficiency”, Journal of Financial Economics, 95-101.

Kindleberger, C. y Albiery, R. (2005) Manias, Panics and Crashes: A History of Financial Crises, John Wiley & Sons.

Malkiel, Burton (1975) A Random Walk Down Wall Street, Norton.

Montenegro, Alvaro (2006) “La Información Bursátil en Colombia”, Documentos de Economía, Departamento de Economía, Universidad Javeriana, 2006-04.

Montenegro, Alvaro (2007) Series de Tiempo, Javegraf, Facultad de Economía, Universidad Javeriana, Bogotá.

Mullainathan, S. y Thaler, R. (2000) “Behavioral Economics”, NBER Working Paper # 7948.

Osborne, M. (1962) “Periodic Structure in the Brownian Motion of Stock Prices”, Operations Research, 1, 267-290.

Saldarriaga, Esteban (2007) “Eficiencia de la Bolsa de Valores de Colombia: Evidencia Empírica de la Rentabilidad del Análisis Técnico”, Tesis de Grado, Programa de Economía, Universidad Javeriana, Bogotá.

Shiller, Robert (2003) “From Efficient Markets Theory to Behavioral Finance”, Journal of Economic Perspectives, 17, 1, 83-104.

Taylor, M. (1988) “What do Investment managers Know? An Empirical Study of Practitioners Predictions”, Economica, 55, 185-202.

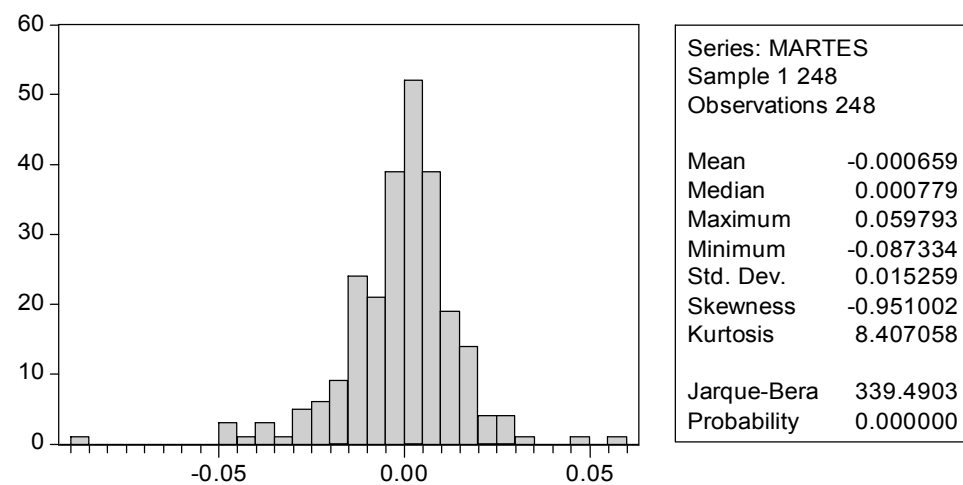
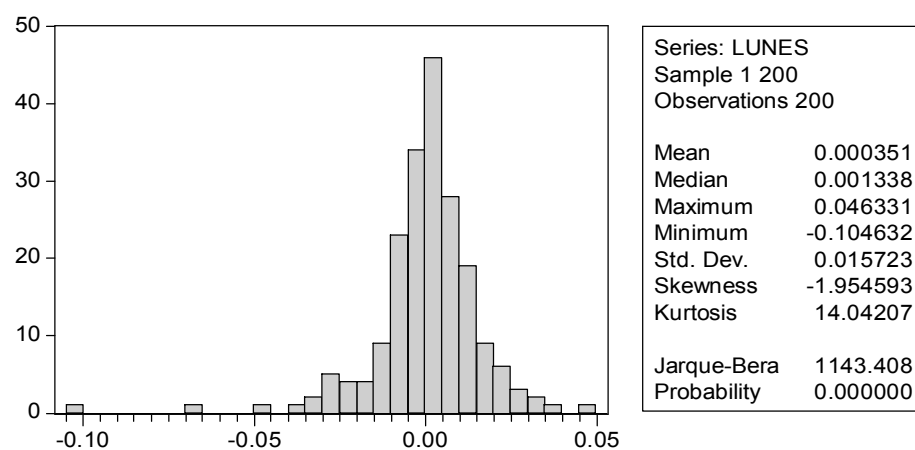
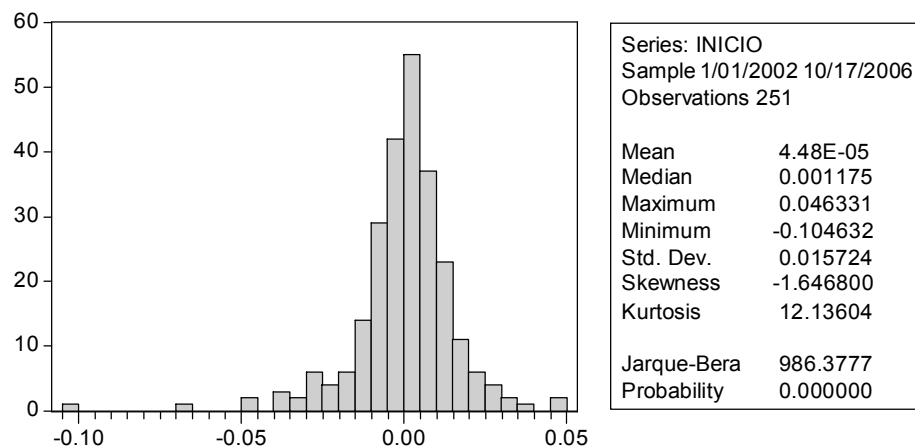
Timmermann, A. y Granger C. W. (2004) “Efficient Market Hypothesis and Forecasting”, International Journal of Forecasting, 20, 15-27.

Tully, Edel y Lucey, Brian (2005) “Seasonality, Risk and Return in Daily COMEX Gold and Silver Data 1982-2002”, IIS Discussion Paper 57.

Wang, Jiang (2003) “Efficient Market Hypothesis, Lecture Notes”, MIT, Fall, disponible en <http://web.mit.edu/15.407/file/Ch13.pdf>.

Wong, W., Du, J. y Chong, T. (2005) “Do the Technical Indicators Reward Chartist? A Study of the Stock Markets of China, Hong Kong and Taiwan”, mimeo, National University of Singapore and Chinese University of Hong Kong.

Figura 1



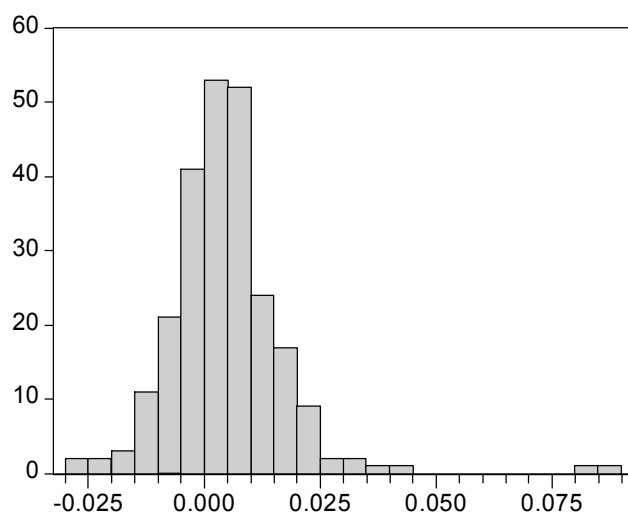
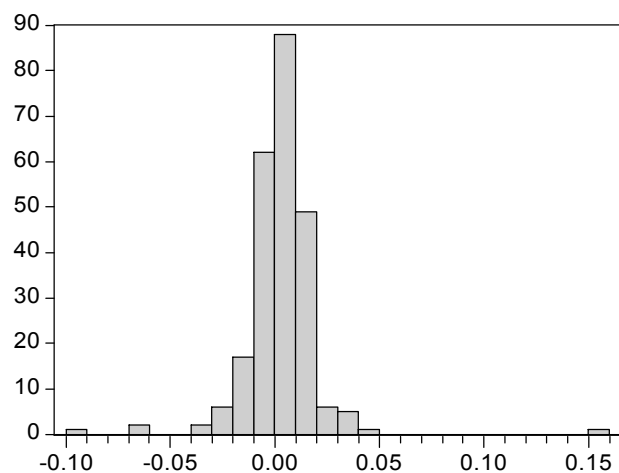
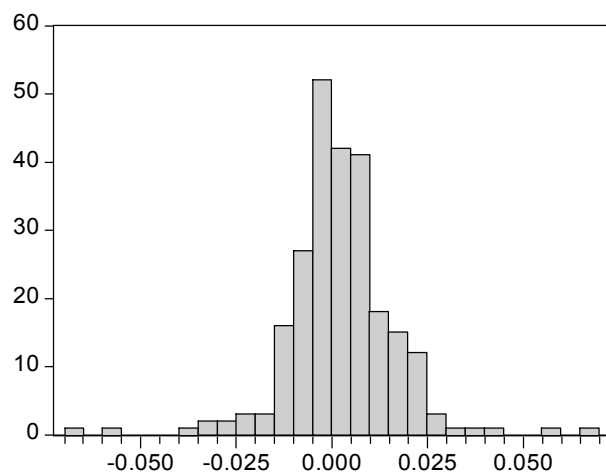


Tabla 1

Dependent Variable: R

Method: ML - ARCH

Date: 08/21/07 Time: 18:49

Sample (adjusted): 10 1275

Included observations: 1266 after adjustments

Convergence achieved after 19 iterations

Bollerslev-Wooldrige robust standard errors & covariance

Variance backcast: ON

$$\text{GARCH} = C(15) + C(16) \cdot \text{RESID}(-1)^2 + C(17) \cdot \text{GARCH}(-1) + C(18) \cdot \text{MT} \\ + C(19) \cdot \text{MC} + C(20) \cdot \text{J} + C(21) \cdot \text{V}$$

	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.000576	0.000680	0.846201	0.3974
MT	-0.000707	0.000939	-0.753428	0.4512
MC	0.000979	0.000815	1.201023	0.2297
J	0.001686	0.000899	1.874560	0.0609
V	0.001886	0.000829	2.273395	0.0230
R(-1)	0.297948	0.032059	9.293723	0.0000
R(-2)	-0.052661	0.031133	-1.691517	0.0907
R(-3)	-0.022949	0.029043	-0.790184	0.4294
R(-4)	-0.018750	0.030291	-0.619000	0.5359
R(-5)	-0.014565	0.028835	-0.505117	0.6135
R(-6)	-0.007903	0.028091	-0.281347	0.7784
R(-7)	0.050451	0.028292	1.783266	0.0745
R(-8)	0.004199	0.026569	0.158036	0.8744
R(-9)	0.073485	0.023624	3.110636	0.0019
Variance Equation				
C	3.06E-05	8.36E-06	3.662119	0.0003
RESID(-1)^2	0.272172	0.036489	7.458983	0.0000
GARCH(-1)	0.657583	0.029148	22.56037	0.0000
MT	1.13E-05	1.62E-05	0.696610	0.4860
MC	-5.97E-05	1.18E-05	-5.045982	0.0000
J	4.03E-06	1.33E-05	0.302537	0.7622
V	-4.12E-05	1.26E-05	-3.268372	0.0011
R-squared	0.067026	Mean dependent var	0.001934	
Adjusted R-squared	0.052039	S.D. dependent var	0.015152	
S.E. of regression	0.014752	Akaike info criterion	-6.178201	
Sum squared resid	0.270955	Schwarz criterion	-6.092880	
Log likelihood	3931.801	F-statistic	4.472127	
Durbin-Watson stat	2.137646	Prob(F-statistic)	0.000000	

Tabla 2

Dependent Variable: R

Method: ML - ARCH

Date: 08/21/07 Time: 19:01

Sample (adjusted): 10 1275

Included observations: 1266 after adjustments

Convergence achieved after 23 iterations

Bollerslev-Wooldrige robust standard errors & covariance

Variance backcast: ON

$$\text{GARCH} = C(15) + C(16)*\text{RESID}(-1)^2 + C(17)*\text{RESID}(-1)^2*(\text{RESID}(-1) < 0) + C(18)*\text{GARCH}(-1) + C(19)*\text{MT} + C(20)*\text{MC} + C(21)*\text{J} + C(22)*\text{V}$$

	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.000345	0.000679	0.507978	0.6115
MT	-0.000902	0.000937	-0.963156	0.3355
MC	0.001075	0.000815	1.319614	0.1870
J	0.001674	0.000899	1.862606	0.0625
V	0.002010	0.000828	2.426707	0.0152
R(-1)	0.300850	0.032014	9.397419	0.0000
R(-2)	-0.045700	0.030731	-1.487086	0.1370
R(-3)	-0.019651	0.028974	-0.678208	0.4976
R(-4)	-0.017105	0.030028	-0.569616	0.5689
R(-5)	-0.008369	0.028733	-0.291269	0.7708
R(-6)	-0.004825	0.027966	-0.172516	0.8630
R(-7)	0.052366	0.028420	1.842587	0.0654
R(-8)	0.002963	0.026453	0.112001	0.9108
R(-9)	0.073502	0.023861	3.080459	0.0021
Variance Equation				
C	3.05E-05	8.51E-06	3.582024	0.0003
RESID(-1)^2	0.218905	0.048121	4.549012	0.0000
RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0)	0.102036	0.077157	1.322441	0.1860
GARCH(-1)	0.652299	0.028958	22.52589	0.0000
MT	1.42E-05	1.64E-05	0.861682	0.3889
MC	-5.90E-05	1.21E-05	-4.882382	0.0000
J	5.53E-06	1.33E-05	0.415140	0.6780
V	-4.15E-05	1.26E-05	-3.304075	0.0010
R-squared	0.066559	Mean dependent var	0.001934	
Adjusted R-squared	0.050801	S.D. dependent var	0.015152	
S.E. of regression	0.014762	Akaike info criterion	-6.180107	
Sum squared resid	0.271091	Schwarz criterion	-6.090723	
Log likelihood	3934.008	F-statistic	4.223938	
Durbin-Watson stat	2.140393	Prob(F-statistic)	0.000000	

Tabla 3

Dependent Variable: R

Method: ML – ARCH

Date: 08/21/07 Time: 19:24

Sample (adjusted): 10 1275

Included observations: 1266 after adjustments

Convergence achieved after 19 iterations

Bollerslev-Wooldrige robust standard errors & covariance

Variance backcast: ON

GARCH = C(13) + C(14)*RESID(-1)^2 + C(15)*GARCH(-1) + C(16)*I +
C(17)*V

	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.001308	0.000369	3.545529	0.0004
I	-0.000789	0.000740	-1.066106	0.2864
V	0.001087	0.000634	1.713627	0.0866
R(-1)	0.305378	0.033410	9.140309	0.0000
R(-2)	-0.058309	0.032433	-1.797823	0.0722
R(-3)	-0.026683	0.029969	-0.890338	0.3733
R(-4)	-0.015890	0.030636	-0.518648	0.6040
R(-5)	-0.007576	0.029608	-0.255858	0.7981
R(-6)	-0.001945	0.029087	-0.066864	0.9467
R(-7)	0.036374	0.029160	1.247366	0.2123
R(-8)	0.006794	0.027420	0.247766	0.8043
R(-9)	0.073321	0.024365	3.009290	0.0026
Variance Equation				
C	1.20E-05	5.56E-06	2.159898	0.0308
RESID(-1)^2	0.264644	0.039976	6.620124	0.0000
GARCH(-1)	0.650413	0.034203	19.01639	0.0000
I	2.91E-05	1.34E-05	2.177619	0.0294
V	-1.87E-05	1.24E-05	-1.506682	0.1319
R-squared	0.059847	Mean dependent var	0.001934	
Adjusted R-squared	0.047804	S.D. dependent var	0.015152	
S.E. of regression	0.014785	Akaike info criterion	-6.158943	
Sum squared resid	0.273040	Schwarz criterion	-6.089874	
Log likelihood	3915.611	F-statistic	4.969238	
Durbin-Watson stat	2.150203	Prob(F-statistic)	0.000000	

Tabla 4

Dependent Variable: R

Method: ML - ARCH

Date: 08/21/07 Time: 19:08

Sample (adjusted): 10 1275

Included observations: 1266 after adjustments

Convergence achieved after 20 iterations

Bollerslev-Wooldrige robust standard errors & covariance

Variance backcast: ON

$$\text{GARCH} = C(13) + C(14) \cdot \text{RESID}(-1)^2 + C(15) \cdot \text{RESID}(-1)^2 \cdot (\text{RESID}(-1) < 0) + C(16) \cdot \text{GARCH}(-1) + C(17) \cdot I + C(18) \cdot V$$

	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.001062	0.000387	2.744767	0.0061
I	-0.000794	0.000735	-1.080332	0.2800
V	0.001232	0.000640	1.924243	0.0543
R(-1)	0.306783	0.033463	9.167915	0.0000
R(-2)	-0.052549	0.031910	-1.646777	0.0996
R(-3)	-0.023533	0.029858	-0.788155	0.4306
R(-4)	-0.015721	0.030413	-0.516934	0.6052
R(-5)	-0.000436	0.029337	-0.014852	0.9881
R(-6)	0.000730	0.028999	0.025168	0.9799
R(-7)	0.037897	0.029183	1.298583	0.1941
R(-8)	0.006085	0.027101	0.224515	0.8224
R(-9)	0.074017	0.024634	3.004678	0.0027
Variance Equation				
C	1.37E-05	5.64E-06	2.423987	0.0154
RESID(-1)^2	0.207238	0.049682	4.171315	0.0000
RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0)	0.108648	0.079950	1.358961	0.1742
GARCH(-1)	0.642850	0.033771	19.03580	0.0000
I	2.91E-05	1.32E-05	2.202222	0.0276
V	-2.09E-05	1.22E-05	-1.711105	0.0871
R-squared	0.059217	Mean dependent var	0.001934	
Adjusted R-squared	0.046402	S.D. dependent var	0.015152	
S.E. of regression	0.014796	Akaike info criterion	-6.161183	
Sum squared resid	0.273223	Schwarz criterion	-6.088051	
Log likelihood	3918.029	F-statistic	4.620865	
Durbin-Watson stat	2.150054	Prob(F-statistic)	0.000000	